

不応性を有する自己組織化特徴マップによる類似画像検索

— 色の特徴量の次元の調整による検索精度の向上 —

— 戸竜司 長名優子

東京工科大学 コンピュータサイエンス学部

1 はじめに

生物の脳や神経系で行われている処理を模擬することで情報処理を行う手法としてニューラルネットワークの研究が盛んに行われている。ニューラルネットワークには、曖昧な情報や不完全な情報を扱えるという特徴がある。

そのようなニューラルネットワークの特徴を利用して類似画像検索を行う手法の1つとして不応性を有する自己組織化特徴マップによる類似画像検索 [1]-[3] が提案されている。このシステムでは、画像をキーとして検索を行うことができる。一般的な画像検索サービスは単一の画像をキーに検索を行う手法が主流であるが、このシステムでは1枚の画像をキーとした検索だけでなく、複数の画像をキーとした検索、画像の一部をキーとした検索なども行うことができる。これまでに、特徴量ごとの傾向を考慮した閾値を設定することで検索精度を向上させる手法 [2] や、重要度を考慮して色情報の類似度の計算を行う手法 [3] が提案されている。しかしながら、検索されるべき画像の特徴量との類似度の最小値が色情報のみ極端に小さくなっており、検索されて欲しい画像が検索されないこともある。これは、システム内で色を細かく分けすぎているため、わずかな色の違いでも類似していないと判断されてしまうためにおきたものであると考えられる。

本研究では、不応性を有する自己組織化特徴マップによる類似画像検索において、色の特徴量の次元を調節することで検索精度の向上を目指す。

2 不応性を有する自己組織化特徴マップによる類似画像検索

提案システムでは、不応性を有する自己組織化特徴マップ [4] を用いて類似画像検索を行う。

2.1 構造

提案システムは、不応性を有する自己組織化特徴マップから構成されており、図??に示すように入力層とマップ層の2層からなる。入力層は、(1) 領域ごとの色情報 (自然物)、(2) 領域ごとの色情報 (人工物)、(3) 人工物の色の割合、(4) 人工物の割合、(5) 外接円からの距離 [5]、(6) SIFT (Scale-Invariant Feature Transform)[6]、(7) HOG (Histogram of Oriented Gradients)[7]、(8) スペクトル (自然物)、(9) スペクトル (人工物)、(10) LBP (Local Binary Pattern)[8]、(11) キーワードを表す 11 の特徴に対応する部分から構成されている。

2.2 画像の色情報

画像の色情報の特徴量ベクトルを生成する際には、画像を K 平均法 [9] を用いて分割し、各領域ごとに色情報の特徴量を求める。領域ごとの色情報を学習データとして自己組織化特徴マップ [10] に学習させ、その出力を特徴量として用いる。なお、提案システムでは、各領域を人工物領域と自然物領域に分け、原画像を 3×3 個のエリアに分割したそれぞれのエリアに属する領域ごとに色情報を自己組織化特徴マップに入力し、特徴量を求める。画像 p のエリア s における自然物の色情報に関する特徴量ベクトル $x_i^{N(p,s)}$ は

$$x_i^{N(p,s)} = g \left(\sum_{l \in C_s^N} x_i^{N(p,s,l)} \right) \quad (1)$$

$$g(u) = \begin{cases} 1 & (u > 0 \text{ のとき}) \\ 0 & (u = 0 \text{ のとき}) \end{cases} \quad (2)$$

で与えられる。ここで、 C_s^N はエリア s に属する自然物領域の集合、 $x_i^{N(p,s,l)}$ は画像 p のエリア s に属する領域 l の色情報を入力したときの自然物領域の色情報を学習した自己組織化特徴マップのマップ層ニューロン i の出力である。式 (1), (2) のように特徴量を求めることにより、オブジェクトが2つ以上の領域に分割されていた場合でも、領域の分割のされ方に依存しない特徴量を算出することができる。

Similarity-based Image Retrieval by Self-Organizing Map with Refractoriness – Search Accuracy Improvement by Adjusting Dimension of Color Feature –
Ryuji Ichinoe and Yuko Osana (Tokyo University of Technology, osana@stf.teu.ac.jp)

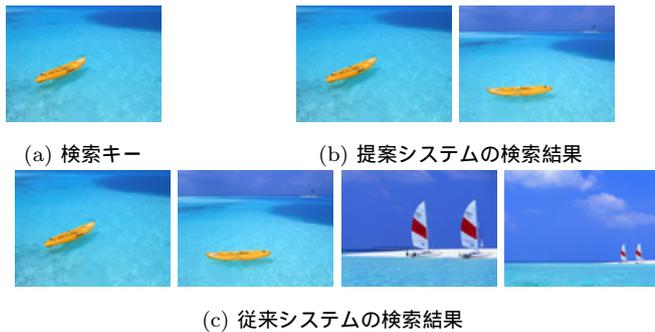


図 1: 検索結果

提案システムでは、自然物または人工物の色情報を学習自己組織化特徴マップに入力として与えたときの出力から特徴量を求める。従来のシステム [1]-[3] では、自然物は 3249 色、人工物は 1249 色に分類しているが、色の分類数が多すぎるため少しでも色が違くと類似していないと判断されてしまう。なお、色の分類数は、色情報を学習させる自己組織化特徴マップのマップ層のニューロン数によって決まる。提案システムでは、色の分類数を調整し、わずかな色の違いであれば似ていると判断できるようにすることで検索精度の向上を図る。

2.3 画像蓄積過程

画像蓄積過程では、システムに記憶させる画像の特徴量を不応性を有する自己組織化特徴マップに学習させる。画像蓄積過程は (1) 特徴量ベクトルの生成、(2) 不応性を有する自己組織化特徴マップの学習の 2 つの段階からなる。記憶させるすべての画像に対して特徴量ベクトルを作成し、学習ベクトルとして不応性を有する自己組織化特徴マップの学習を行う。

2.4 画像検索過程

画像検索過程では、検索キーとなる画像の特徴量ベクトルを生成し、自己組織化特徴マップに入力し、検索を行う。検索キーと類似した特徴を重みベクトルとして持つマップ層のニューロンに対応する画像が検索結果として出力されることになる。

3 計算機実験

550 枚の画像を記憶させたシステムにおける検索結果を図 1 に示す。また、表 1, 2 に検索精度を示す。これらの結果より、提案システムでは、従来システムよりも適切に画像検索が行えることが分かる。

表 1: 検索精度 (キーワードなし)

	再現率	適合率	F 値
従来システム	0.873394	0.722583	0.790863
提案システム	0.852243	0.789734	0.819780

表 2: 検索精度 (キーワードあり)

	再現率	適合率	F 値
従来システム	0.887455	0.811304	0.847673
提案システム	0.883699	0.877231	0.880453

参考文献

- [1] H. Nakajima and Y. Osana : “Similarity-based image retrieval by self-organizing map with refractoriness — new distance between image features —,” Proceedings of NOLTA, Hong Kong, 2015.
- [2] 松田翔, 長名優子 : “不応性を有する自己組織化特徴マップによる類似画像検索 — 特徴量ごとの傾向を考慮した閾値の設定 —,” 情報処理学会第 79 回全国大会, 2017.
- [3] 秦満里菜, 長名優子 : “不応性を有する自己組織化特徴マップによる類似画像検索 — 画素の重要度を用いた検索精度の向上 —,” 情報処理学会第 79 回全国大会, 2017.
- [4] H. Mogami, M. Otake, N. Kouno and Y. Osana : “Self-organizing map with refractoriness and its application to image retrieval,” Proceedings of NOLTA, Vancouver, 2006.
- [5] 串間和彦, 赤間浩樹, 紺谷精一, 木本春夫, 山室雅司 : “オブジェクトに基づく高速画像検索システム : ExSight,” 情報処理学会論文誌, Vol.40 No.2, pp.732-741, 1991.
- [6] D. G. Lowr : “Object recognition from local scale-invariant features,” Proceeding of ICCV, pp.1150-1157, 1999.
- [7] N. Dalal and B. Triggs : “Histograms of oriented gradient for human detection,” Proceeding of CVPR, pp.886-893, 2005.
- [8] T. Ojala, M. Pietikäinen and D. Harwood : “A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions,” Pattern Recognition, Vol.29, pp.51-59, 1996.
- [9] J. B. MacQueen : “Some methods for classification and analysis of multivariate observations,” Proceedings of 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, Vol.1, No.297, University of California Press, 1967.
- [10] T. Kohonen : Self-Organizing Maps, Springer, 1994.